

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICO MATEMÁTICAS



**CAMINATAS ALEATORIAS REPULSIVAS EN EL
RECONOCIMIENTO DE PLACAS VEHICULARES**

TESIS

PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRO EN CIENCIAS CON ORIENTACIÓN EN MATEMÁTICAS

PRESENTA

LIC. YOSEFAT NAVA ALEMÁN

San Nicolás de los Garza, N. L.

Noviembre de 2012

DEDICATORIA

Dedico este trabajo a:

Mis padres:

Emigdio Nava & Maria de la Luz Alemán

Por darme su apoyo y auxilio incondicional cuando no tenía idea de cómo seguir adelante, mostrándome como avanzar por mí mismo hacia mi destino como profesionista.

A mi hermano:

Aram Nava

Por ser mi eterno rival motivándome a la superación propia a travez de la competencia y la colaboración.

A mi hermana:

Tania Nava

Por recordarme constantemente que hay un mundo fuera de los muros.

A mi tía:

María Élide Jovita Nava

Por darme una segunda oportunidad cuando más lo necesité.

AGRADECIMIENTOS

Deseo agradecer a la Dr. Aracelia Alcorta, Coordinadora de la Maestría en Ciencias con Especialidad en Matemáticas por su apoyo, dedicación y estímulo para llegar a este punto.

Al Dr. Hector Flores por su apoyo, sugerencias, y guía para enfocar mis ideas durante mis estudios y en la culminación de los mismos.

Al Secretario General Ing. Rogelio de la Garza y a MA. Patricia Martínez Moreno por la beca otorgada para financiar mis estudios así como a Conacyt por el apoyo en la última parte de mis estudios.

A mis familiares y amigos por su apoyo y comprensión hacia mi persona al desarrollar este trabajo.

A la Facultad de Ciencias Físico-Matemáticas y a mi Alma Mater (la Universidad Autonoma de Nuevo León) en general por la experiencia recibida y los conocimientos adquiridos durante mi paso por sus inigualables espacios.

Resumen

En este trabajo se estudiará el problema de la detección de las placas vehiculares en una imagen digital como parte de un Sistema de Reconocimiento Automático de Matrículas o Sistemas ANPR estudiando de forma integral este tipo de sistemas. Una vez analizado el sistema de forma global se centrará el problema en la detección del área de la placa vehicular donde se propone un modelo inspirado en procesos biológicos que llamaremos Caminata Aleatoria Repulsiva el cual es una metodología que puede ser utilizada para la exploración de regiones en el espacio, mostrando su aplicación con el reconocimiento de patrones en imágenes digitales de placas vehiculares. Una vez exploradas las imágenes se procederá a analizarlas para comprobar que los objetos detectados sean o no placas vehiculares.

Índice

| | |
|--|-----------|
| 1. Introducción | 6 |
| 1.1. Objetivo | 7 |
| 1.2. Organización de la tesis | 8 |
| 1.3. Aplicaciones | 9 |
| 1.4. Problemática | 13 |
| 2. Reconocimiento Automático de Placas | 15 |
| 2.1. Sistemas ANPR | 16 |
| 2.1.1. Adquisición de la Imagen | 18 |
| 2.1.2. Procesamiento de la Imagen | 19 |
| 2.1.3. Localización de la Posición de la Placa | 20 |
| 2.1.4. Segmentación de los caracteres | 20 |
| 2.1.5. Reconocimiento de los caracteres | 21 |
| 2.1.6. Análisis de sintaxis | 22 |
| 3. Detección del Área de las Placas Vehiculares | 23 |
| 3.1. Ejemplos de Detección | 24 |
| 3.1.1. Estimación Horizontal & Estimación Vertical | 24 |
| 3.1.2. Método de detección de Orillas | 26 |
| 3.1.3. Análisis de componentes conectados | 29 |
| 4. Caminata Aleatoria Repulsiva | 31 |
| 4.1. Inteligencia de Enjambres | 33 |
| 4.2. Auto-organización | 34 |
| 4.3. Principios de las Caminatas Aleatorias | 35 |
| 4.4. Principios de las Caminatas Aleatorias Repulsivas | 36 |
| 4.4.1. Caminatas Aleatorias Clásicas | 38 |
| 4.4.2. Caminatas Repulsivas | 39 |
| 4.4.3. Caminatas Aleatorias Repulsivas | 40 |

| | |
|--|-----------|
| 5. Metodología | 42 |
| 5.1. Obtención de la imagen | 43 |
| 5.2. Procesamiento de la imagen | 43 |
| 5.2.1. Lectura de Archivo | 43 |
| 5.2.2. Escalación de la Imagen | 43 |
| 5.2.3. Convolución | 44 |
| 5.2.4. Transformación a escala de grises | 44 |
| 5.2.5. Binarización | 45 |
| 5.3. Búsqueda de candidatos | 46 |
| 5.3.1. Exploración de la imagen | 46 |
| 5.3.2. Exploración del candidato | 47 |
| 5.3.3. Identificación del Área del candidato | 47 |
| 5.3.4. Limpieza de imagen | 48 |
| 5.4. Análisis de candidatos | 49 |
| 5.4.1. Comparación de proporciones | 49 |
| 5.4.2. Identificación de contorno | 49 |
| 5.4.3. Comparación con un rectángulo | 50 |
| 6. Aplicación y Resultados | 52 |
| 6.1. Parámetros | 52 |
| 6.2. Resultados | 58 |
| 7. Conclusiones | 61 |

1. Introducción

El presente trabajo fue inspirado en un método basado en modelos biológicos para localizar y reconocer patrones y propiedades en un espacio acotado. Este modelo es la Caminata Aleatoria Repulsiva la cual combina la exploración de una caminata aleatoria con un conjunto de partículas y la transmisión de información de las partículas con sus vecinos a partir de alguna medida de cercanía y su interacción.

Se pretende explicar de forma clara el concepto de las Caminatas Aleatorias Repulsivas así como mostrar una aplicación de las mismas para resolver una problemática real.

Para esto la problemática seleccionada es el reconocimiento de placas vehiculares, debido a la familiaridad con el tema y la sencilla representación de los resultados de ésta.

Al final de la Caminata Aleatoria Repulsiva, el conjunto de partículas asociado a ella deberá contener una muestra representativa del espacio explorado y posteriormente obtener patrones y propiedades de esta muestra que describan su espacio de origen.

En este caso en particular los espacios que serán muestreados serán obtenidos a partir de imágenes de automóviles. Estas imágenes serán analizadas para obtener patrones que representen e identifiquen a las placas vehiculares en las imágenes.

Para reconocer los patrones que representan a las placas vehiculares se procederá a estudiar los sistemas ANPR (Automatic Number Plate Recognition System) ya que estos sistemas son capaces de analizar una imagen de un automóvil captan por medio de una cámara obteniendo la localización de la placa

vehicular y procederemos a proponer la Caminata Aleatoria Repulsiva como parte de uno de estos sistemas.

1.1. Objetivo

Entre los diferentes modos para encontrar placas vehiculares en un Sistema ANPR, son pocos los modelos que utilizan Caminatas Aleatorias como herramientas en la búsqueda de patrones de imágenes a pesar de que éstas han sido usadas antes en otros campos como la medicina (ver: [20], [21]).

La utilización de Caminatas Aleatorias para la generación de algoritmos estocásticos ha tenido un gran éxito para la resolución de problemas no determinísticos (ver: [12]), por lo cual se ha desarrollado un sencillo pero útil algoritmo basado en procesos biológicos para la exploración de un espacio (que en este trabajo en particular se trata de una imagen digital) para mostrar como con un conjunto de reglas simples se puede obtener un buen medio de búsqueda de patrones para reconocimiento.

Para esto se ha escogido por familiaridad con el tema el aplicar esta propuesta como parte de un sistema de reconocimiento de placas utilizando las propiedades que tiene para la exploración del espacio representado por una imagen digital así como el reconocimiento de un patrón reconocible como una placa vehicular.

Este problema en particular y similares no podrían resolverse sin la aplicación de métodos matemáticos para la identificación de patrones, transformaciones de imágenes, creación de filtrados, rotaciones y cambios de dimensiones. Para cada paso de un sistema de reconocimiento de placas vehiculares se han aplicado muy diversas técnicas de las cuales se propondrá una más.

1.2. Organización de la tesis

En este capítulo se mostrarán algunos ejemplos de problemáticas que pueden solucionarse con la identificación de los vehículos de forma automática basándose principalmente en la localización, identificación y lectura de las placas vehiculares en una imagen tomada desde una imagen o video. Una vez mostradas estas problemáticas generales se procede a mostrar las propiedades particulares que implicaría resolverlas tomando en cuenta las particularidades de las placas mexicanas.

El capítulo dos trata sobre un tipo en particular de sistemas de visión artificial enfocado en el reconocimiento automático de placas conocido como sistema ANPR, las implicaciones físicas que implica uno de estos sistemas así como los recursos requeridos junto con las diferentes partes que conforman con una ligera explicación de cada uno: la Adquisición de la imagen, su procesamiento, la localización de la posición de la placa, el segmentado de los caracteres de la matrícula, su reconocimiento y su análisis.

El capítulo tres se centra en la Detección del Área de las Placas Vehiculares de un sistema ANPR. Para esto se define lo que es una imagen digital procediendo a definir de distintas maneras lo que es una Placa Vehicular en una imagen. Una vez teniendo diferentes formas de definir una imagen se presentaran algunos metodos usuales para detectar las Placas dependiendo de la forma en que éstas hayan sido definidas.

El capítulo cuatro basado en la Caminata Aleatoria, en procesos biológicos como la Inteligencia de Enjambre y la Auto-organización se conjuntan para dar lugar a la Caminata Aleatoria Repulsiva el cual apartir de un conjunto de reglas simples genera una dispersión de puntos muestrales los cuales pueden ser utilizados para la exploración y discretización de un espacio.

El capítulo cinco se procede a mostrar el algoritmo utilizado para la detección de placas vehiculares empleando en ella la Caminata Aleatoria Repulsiva. Se empieza por una exploración general de la imagen buscando regiones factibles a ser placas vehiculares, para luego someterse a pruebas que encajen con el patron de las placas vehiculares mexicanas y asi rechazar o aceptar una región como placa vehicular.

El capítulo seis describe los diferentes parámetros utilizados para la aplicación de la propuesta dada en el capítulo cinco, como se han escogido los valores de estos y el modo en que se han calibrado algunos de ellos para luego mostrar los resultados obtenidos en simulaciones de detección de placas vehiculares.

El capitulo siete habla sobre las conclusiones obtenidas asi como ideas a probar para trabajo a futuro.

1.3. Aplicaciones

La lectura de placas vehiculares es un método eficaz para la identificación única de vehículos, la automatización de estos procesos permite tener un registro contante de los vehículos y darles seguimiento para automatizar accesos de vehículos a lugares restringidos, vigilancia en cruces de frontera, control de acceso a estacionamientos, detección de vehículos robados, registro de patrones de uso de vehículos o incluso sistemas de gestión de tráfico.

Esta automatización implica entre sus pasos principales la tarea de recuperar la localización e identificación de la placa de una imagen tomada desde una cámara o cuadro de video, la cual deseamos que se realice de la forma más confiable y rápida posible.

En esta sección se describirán varias situaciones de problemas de seguridad no triviales que pueden ser resueltos usando un sistema de visión artificial[6].

Las áreas de estacionamiento: Podría parecer que estas zonas no requieren ningún sistema de seguridad. Sin embargo, la práctica fraudulenta es bastante común y trae importantes pérdidas a las empresas que gestionan las áreas de estacionamiento y garajes (ver: [2], [4], [6], [10]).

Una práctica fraudulenta habitual es utilizar dos coches con el fin de ocupar permanentemente un espacio en un estacionamiento. Uno puede entrar a un estacionamiento con el auto A (un Ferrari, por ejemplo) y obtener un boleto T_A con el tiempo de entrada T_1 . En algún momento posterior, la misma persona puede entrar con un coche B (un Tsuru, por ejemplo) y obtener un boleto T_B con el tiempo de entrada T_2 .

Entonces la persona deja el coche B en el estacionamiento y deja el lugar en el tiempo $T_{2+\epsilon}$ con el coche A y el boleto T_B , pagando solamente el mínimo para el tiempo ϵ . Después en el coche A depositado de nuevo en el estacionamiento con el boleto T'_A que se utiliza para salir del estacionamiento con el coche B (pagando solo una tarifa mínima).

El proceso se repite, siempre cambiando los coches y salir del estacionamiento con el boleto mas reciente. Por lo tanto, un Ferrari costoso se puede mantener en un estacionamiento seguro por un tiempo ilimitado, casi gratis, con enormes pérdidas para la compañía.

Otra situación típica es la del robo de vehículos. Un ladrón puede entrar a un estacionamiento con su propio coche A obteniendo un boleto T_A , robar un coche caro B y salir tranquilamente con el coche robado y el boleto T_A . Este tipo de fraude causa enormes pérdidas para las empresas de parques vehiculares en forma de altos costos de seguro.

Uno puede imaginar un sistema que reconoce automáticamente el número de matrícula de coche cuando el coche entra en el área de estacionamiento y guarda de alguna manera el número de registro en el billete. Más tarde, cuando el coche sale del aparcamiento, el sistema puede verificar la correspondencia entre la información en el boleto y el número de matrícula del coche. Es fácil apreciar que tal sistema elimina por completo las dos situaciones de fraude descritas anteriormente, o al menos reducir, su frecuencia.

Las áreas de estacionamiento con requisitos especiales de seguridad: En lugares donde solo este permitida la entrada a ciertas personas, un sistema de visión artificial añade un nivel adicional de seguridad mediante la concesión de la entrada únicamente a los vehículos registrados y detectar un vehículo extraño que intente entrar al lugar (ver: [2], [4], [6]).

Pagos de peajes: Un sistema capaz de reconocer las placas de matrícula se puede utilizar para identificar los vehículos que transitan a través de los peajes. Tal sistema puede ser utilizado para lograr dos tipos de objetivos. En primer lugar, el sistema puede ser usado en conjunción con una base de datos que contiene los registros e información de los propietarios con el fin de cargar el importe debido directamente en la cuenta del propietario del vehículo. Esto puede reducir los gastos de funcionamiento del puente de peaje o por la autopista, reduciendo o eliminando la necesidad de una presencia humana (ver: [6]).

En segundo lugar, dicho sistema puede ser utilizado como un sistema de respaldo que sólo se refiere a vehículos fraudulentos. Por ejemplo, en Italia, la red de autopistas esta a cargo de una compañía privada llamada «Autostrade spa». Esta empresa ha puesto a punto un sistema de teledetección llamado «Telepass», que es capaz de identificar ciertos vehículos equipados con un dispositivo especial. Los vehículos podrán transitar sin parar a través de ciertos canales dirigidos a las puertas de peaje, eliminando así las colas; sin embargo,

los usuarios fraudulentos pueden transitar los canales orientados sin tener el dispositivo instalado en sus coches por lo tanto tratan de evitar pagar el peaje. En tales casos, un sistema reconocimiento de placas puede ser activado. El sistema automáticamente identifica el vehículo y, en conjunción con una base de datos, puede identificar al propietario del vehículo e incluso expedir una multa (ver: [6]).

Zonas de acceso restringido: El sistema puede ser utilizado para identificar los abusos en cualquier situación en la que está restringido el tráfico. Por ejemplo, los centros históricos de ciudades como Roma, Florencia, etc., están cerrados al tráfico público; sin embargo, muchas personas simplemente ignoran esto y transitan en las respectivas áreas (ver: [6]).

El refuerzo de la ley es muy difícil debido a la gran cantidad de puntos de acceso en esas zonas. En teoría, en cada uno de esos puntos sería necesario un guardia de tráfico. Un sistema de tipo reconocimiento de placas puede sustituir la presencia humana y permite detectar anomalía.

Control y gestión del tráfico vehicular: Sistemas de visión artificial colocados en diferentes posiciones estratégicas pueden arrojar datos importantes que pueden ser importantes para el control del tráfico (ver: [5], [6], [7], [9]).

Identificación de vehículos robados: Dado la gran cantidad de robos de vehículos en la mayoría de las grandes ciudades. Un sistema de visión artificial colocado en las carreteras y autopistas puede ayudar detectar dichos vehículos y enviar una señal a las autoridades correspondientes (ver: [2], [4]).

1.4. Problemática

En la mayoría de los vehículos en México las placas están localizadas en la parte inferior central del vehículo, pero esto puede ser diferente en muchos casos. La altura de la placa desde el suelo varía dependiendo del modelo del vehículo y en muchos casos las placas están localizadas en la parte inferior izquierda o inferior derecha del vehículo. La distancia entre la cámara y el vehículo varía, dependiendo de las necesidades o requisitos en la ubicación de la cámara o con que recursos se cuente.

La Secretaría de Comunicaciones y Transportes, que es la entidad gubernamental encargada de regular las placas vehiculares mexicanas, establece en la Norma oficial mexicana NOM-001-SCT-2-2000 (ver: [13]) que cada estado pueda emitir sus propias placas de circulación incorporándoles características y diseños particulares, pero respetando cierto estándar que todas deben de cumplir.

Según la misma norma, todas las placas son de forma rectangular, y tienen una dimensión de 300 mm de largo por 150 mm de ancho, sus esquinas deben de ser redondeadas, contener un sello de plomo de la SCT, y las letras y números deben de ser troquelados (ver: [13]).

Para los vehículos clasificados como automóviles privados, el número de la licencia debe de estar conformado por tres letras (excluyendo I, O, y Q por su parecido con el 0 y el 1), seguidas de cuatro o tres números dependientes de cada estado; para vehículos clasificados como camiones privados, les corresponden dos letras seguidas de cinco o cuatro números, según el estado del que se trate.

La serie de letras que contengan las placas están asignadas a cada estado del país, lo cual permite la identificación del origen del vehículo, además de esto, también incluyen el nombre del estado o su abreviatura oficial, la vigencia

de las placas, así como códigos de barras y seguridad que impiden su falsificación.

Además de las placas descritas para vehículos privados existen tambien normas especiales para automóviles y camiones de servicio público, para aquellos que se dedican al transporte de personas con algún tipo de discapacidad, para automóviles clasificados como Clásicos y para los vehículos registrados como Fronterizos, que son vehículos automotores de origen extranjero, generalmente procedentes de los Estados Unidos, los cuales pueden ser adquiridos por mexicanos y circular legalmente en México, pero únicamente dentro de la llamada Zona libre fronteriza, una franja de territorio ubicada entre la frontera y los puestos de inspección aduanal situados en carreteras a distancias variables de los puntos fronterizos, grandes ciudades como Tijuana, Ciudad Juárez, Nuevo Laredo o Heroica Matamoros quedan dentro de esta zona libre, y en ellas son muy comunes este tipo de vehículos.

Tomando en cuenta éstas posibles variaciones el problema a resolver es encontrar una forma automatizada de localizar la placa de un vehículo en una imagen y una vez correctamente localizada, proceder a analizar y extraer el texto que ésta contiene.

Los métodos de visión artificial que estudian este problema son conocidos como ANPR (Automatic Number Plate Recognition) o Reconocimiento Automático de Números de Placas (ver: [2], [3], [4], [5], [6], [7], [8], [9], [10]) los cuales estan basados en la identificación de los vehículos basandose en la lectura de los caracteres que estan en una placa vehicular. Así que para resolver la problemática de la identificación de vehículos se presentara a continuación las bases de los sistemas ANPR.

2. Reconocimiento Automático de Placas

La integración masiva de las tecnologías de la información en todos los aspectos de la vida actual ha causado la demanda de poder tratar a los vehículos como recursos en un sistema informático. Pero debido a que un sistema de información sin datos no tiene sentido, también se necesita transformar la información acerca de los vehículos entre la realidad y estos sistemas.

Lo anterior en general se puede lograr de dos formas: mediante un agente humano o mediante aparatos especiales inteligentes con la capacidad de reconocer vehículos por su número de placas desde un ambiente real y poder reflejar esto en los recursos conceptuales. Debido a esto se han desarrollado diversas técnicas y Numerosos sistemas de reconocimiento de placas que se utilizan hoy en día para diferentes aplicaciones.

Las placas vehiculares contienen una matrícula que es una combinación de caracteres alfanuméricos que identifican e individualizan a un vehículo de los demás y es fácilmente leída por humanos. En la mayoría de los países se exige que las matriculas están en la parte trasera y frontal del vehículo para su lectura.

Aun que las placas son fácilmente leídas por humanos, las diferencias en la interpretación de los datos hace que esta tarea no resulte trivial para una máquina. Generalmente la forma de recibir información de una placas vehiculares para una máquina es a través de imágenes las cuales percibe como una matriz de valores numéricos. De estas matrices numéricas no se puede distinguir directamente una matrícula de cualquier otra cosa.

Debido a esto es necesario el diseño de herramientas matemáticas robustas que serán capaces de extraer el texto del dominio espacial de la imagen capturada. Estas funciones son implementadas en los llamados Sistemas ANPR. Los Sistemas ANPR transforman los datos entre el entorno real y los sistemas de información.

2.1. Sistemas ANPR

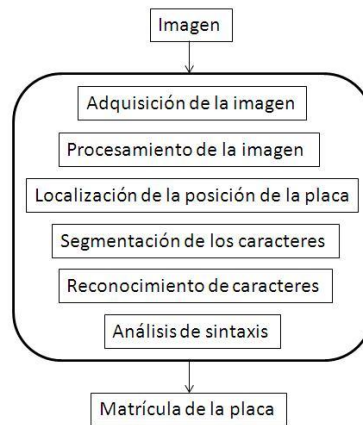


Figura 1: Proceso general de un sistema ANPR

La parte del hardware de un sistema ANPR consiste típicamente en una cámara, un procesador de imágenes, el disparador de la cámara, y unidades de comunicaciones y almacenamiento. El hardware del disparador físico controla un sensor que suele estar instalado en un carril. Cuando el sensor detecta un vehículo a una distancia adecuada de la cámara, se activa un mecanismo de reconocimiento. Como alternativa a esta solución es un software de detección de un vehículo entrante, o continuo procesamiento de una muestra de una señal de video.

El software de detección o procesamiento de video continuo puede consumir más recursos del sistema, pero no es requerido equipo de hardware adicional, como el disparador de una cámara fotográfica.

El procesador de imágenes se ejecuta en el software de reconocimiento especial, el cual reconoce instantáneas capturadas por la cámara y regresa una representación de texto de la placa detectada. Unidades ANPR puede tener su propio procesador dedicado a imágenes (solución todo-en-uno), o pueden enviar los datos a una unidad de procesamiento central para su posterior análisis (ANPR genérico).

Debido a que uno de los campos de aplicación es en uso de carriles de carretera, suele utilizarse una cámara especial con el obturador extremadamente corto. De lo contrario, la calidad de las imágenes capturadas será degradada por un efecto de movimiento borroso indeseado provocado por un movimiento del vehículo. Este tipo de efectos genera defectos asimétricos, lo cual significa una degradación significativa de las capacidades para el correcto reconocimiento de la placa.

También hay una necesidad de asegurar invariancia en el sistema sobre las condiciones de luz. Una cámara normal no es recomendable para la captura de imágenes en la oscuridad o la noche, por que opera en el espectro de luz visible. Sistemas ANPR a menudo se basan en las cámaras que pueden operar en una banda infrarroja del espectro de luz.

El uso de cámaras infrarrojas en combinación con iluminación infrarroja es la mejor forma para tener una buena imagen de las placas. En virtud de la iluminación, las placas que están hechas de materiales reflejantes destacan mucho más que el resto de la imagen haciendo la detección de placas mucho más fácil.

El diseño de Sistemas ANPR es un campo de investigación en inteligencia artificial, visión de las maquinas, reconocimiento de patrones y redes neuronales. Para resolver este tipo de problemáticas los sistemas ANPR suelen dividirse en los siguientes procesos: Adquisición de la imagen, Procesamiento de la imagen, Localización de la posición de la placa, Segmentación de los caracteres, Reconocimiento de caracteres y por ultimo un Análisis de sintaxis.

2.1.1. Adquisición de la Imagen

La adquisición de la imagen es el primer proceso de un sistema ANPR, éste consiste en la adquisición, reconocimiento de la señal visual y transformación en datos.

La adquisición de la imagen se obtiene a partir de un sensor el cual permite a una maquina obtener e interpretar las señales que este reciba. Los sensores usados suelen ser cámaras digitales o escáneres los cuales por medio de un conversor analógico-digital pueden obtener una imagen digital. En caso de que la cámara digital sea fotográfica, el sensor suele trabajar en conjunto con un disparador el cual le indica cuando debe captar las señales.

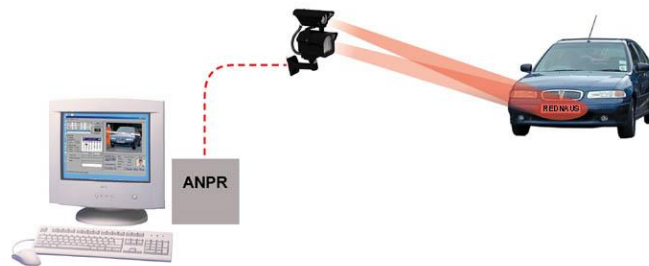


Figura 2: Adquisición de Imagen

Una imagen digital es una representación bidimensional de una imagen, el cual suele ser representado como una matriz numérica o un grafico vectorial los cuales pueden ser manejados por una computadora dando la posibilidad de aplicar filtros, añadir o suprimir elementos, modificar su tamaño y en general ser analizada.

2.1.2. Procesamiento de la Imagen

El procesamiento de la imagen consiste en la aplicación de algoritmos computacionales que permiten resaltar aspectos deseados en la imagen u opacar de la imagen aspectos indeseados. El procesamiento es un paso importante para obtener las características deseadas y preparar las cosas para la extracción de la información necesaria por los métodos que se vayan a emplear en el sistema ANPR haciendo que estos procesos cambien dependiendo de los algoritmos que se usaran o de las particularidades de la imagen a procesar.



Figura 3: Ejemplos de procesamiento de imagenes

Algunos de los procesos aplicados aquí incluyen la transformación de una imagen a colores por una en escala de grises para simplificar el valor de la imagen dada una posición, la binarización de la imagen para cuando se tienen imágenes con altos contrastes, reducción del «ruido» de una imagen para eliminar impurezas o quitar detalles que no aportan información adicional, procesos de rotación o corrección de sesgos para corregir el ángulo de la placa o eliminación de barridos dados por cuestiones de la velocidad del vehículo, filtros

de resaltado de características, como el resaltado de orillas en el filtro Sobel (ver: [4]) o la transformada wavelets (ver: [10]), por mencionar los procesos más comunes al trabajar con una imagen en un sistema ANPR.

2.1.3. Localización de la Posición de la Placa

Este problema incluye algoritmos que son capaces de detectar un área rectangular de la placa vehicular desde la imagen original. Se define de manera natural una placa vehicular como «una pequeña placa de plástico o metal pegada al vehículo para propósito de identificaciones oficiales», pero las máquinas no entienden este tipo de definiciones como no entienden lo que son conceptos como «vehículos», «camino» entre otros. A causa de esto, es necesario encontrar una definición alternativa de la placa vehicular basada en una descripción que sea comprensible para las máquinas. Éste es el problema fundamental de la visión de las máquinas.

La localización de la posición de la placa vehicular en una imagen es una de las partes más importantes para el reconocimiento del vehículo, el localizar esta área correctamente permitirá aplicar los filtros correctos y la oportunidad de recuperar los caracteres que se encuentren en la placa. Este será el paso de los sistemas ANPR en el cual nos concentraremos más adelante.

2.1.4. Segmentación de los caracteres

La segmentación consiste en el proceso de dividir la imagen en varias partes las cuales representan los caracteres contenidos en la placa vehicular. Esto con el objetivo de simplificar y cambiar la representación de la imagen en otras mas fáciles de analizar.

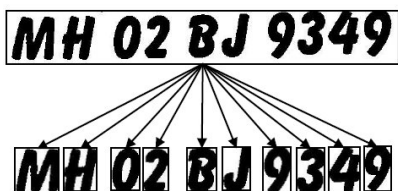


Figura 4: Segmentación de imagen

Durante la segmentación por lo general la imagen candidata es normalizada, rotada para obtener una placa horizontal y recortar los bordes para luego proceder a la extracción de los caracteres individuales. Un error en esta parte podría significar que un carácter esté incompleto o fusionado con algún otro lo cual evitaria la correcta interpretación de los caracteres y por consiguiente de la matrícula de la placa vehicular.

2.1.5. Reconocimiento de los caracteres

En el Reconocimiento de caracteres cada una de las imágenes de caracteres obtenidas del proceso de segmentación es procesada por separado.

Una de las herramientas más utilizadas para el reconocimiento de caracteres es el comparar estas imágenes individuales con una base de datos con ayuda de una red neuronal para devolver el carácter que representan.

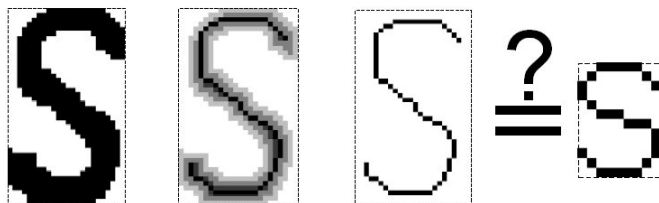


Figura 5: Reconocimiento de caracteres

Después los caracteres son conectados uno a uno en una cadena de caracteres que representa la captura (el número de placa) obtenida de la imagen candidata a placa vehicular. Para esto los caracteres son tratados para obtener sus propiedades descriptivas y tratar de asignarlo a alguna clase definida con dichas propiedades.

2.1.6. Análisis de sintaxis

Por último para asegurar que el resultado obtenido sea el deseado se ejecuta un análisis de sintaxis. Cada captura se compara con algún patrón de sintaxis predefinido que representa un número de placa vehicular apropiado.

Estos patrones describen desde el largo de las cadenas de texto capturadas hasta el orden y tipos de caracteres. Este tipo de análisis depende mucho del tipo de placas esperadas, ya que el análisis de sintaxis puede diferir enormemente para placas vehiculares de un lugar a otro e incluso variar con el tiempo en una misma localidad.

Una vez examinados los principales componentes de un sistema ANPR se procede a profundizar en la detección del área de las placas vehiculares el cual representa la parte central o mas importante de este trabajo.

3. Detección del Área de las Placas Vehiculares

El primer paso en el proceso de reconocimiento automático de placas vehiculares es la detección del área del número de placa. Este problema incluye algoritmos que son capaces de detectar el área rectangular del número de placas en la imagen original.

Como mencioné anteriormente la placa vehicular en lenguaje natural se define como «un pequeño plástico o metal pegado al vehículo con propósito de identificaciones oficiales», pero las máquinas no pueden entender esta definición como no pueden entender palabras como «vehículo» o «camino». Debido a esto, es necesario encontrar una definición alternativa de la definición de placa vehicular basada en una descripción que una computadora pueda comprender.

Una imagen puede ser representada como una función $f : A \rightarrow B$ tal que $A \subset \mathbb{R}^2$ las coordenadas de la imagen y B el espacio de colores o intensidades de luz. Debido a que una computadora solo puede manejar datos discretos, una imagen suele ser representada como una matriz $M(x, y)$ donde x y y son las coordenadas en la imagen. Los valores de la matriz ser representado con una triada de números que van de 0 a 255 representan su color en el sistema RGB, un solo Número de 0 a 255 que representaría solo la intensidad de los colores (como una escala de grises), o un incluso solo con los números 0 y 1 en el caso de una binarización.

Definición 1. *Se define a una imagen digital como una Matriz $M(x, y)$ donde x y y son coordenadas espaciales y el valor de M es la intensidad de luz en un punto. Donde $x \in N_0 \wedge y \in N_0$, donde N_0 denota el conjunto de los números naturales incluyendo el cero (ver: [4]).*

Dependiendo de lo que tomemos como definición de una placa vehicular, serán los requerimientos y procesos empleados para la detección y ubicación de la placa en una imagen. Estos procesos a veces pueden detectar un área equivocada que no corresponde a una placa vehicular. Debido a esto, a menudo se detectan varios candidatos de la placa por este algoritmo, para luego escoger la mejor opción por un análisis heurístico adicional.

Al ser un campo fértil para la investigación se han desarrollado muchos métodos diferentes para localización de placas o localización de letras en una imagen, algunos métodos como Estimación Horizontal & Estimación Vertical (ver: [2]), Método de detección de Orillas con Análisis Estadísticos (ver: [3], [4]) o Algoritmos Genéticos (ver: [8]), Método de Análisis de Componentes Conectados para Reconocimiento de caracteres (ver: [7], [11]) entre otros, para dar una idea sobre el manejo de los métodos, se describirán algunos de estos métodos junto con diferentes interpretaciones de lo que es una placa vehicular.

3.1. Ejemplos de Detección

A continuación mostraremos métodos usuales para la detección de placas vehiculares en una imagen, cada una basada en diferentes definiciones de lo que se considera una placa vehicular así como transformaciones y procesos aplicados a la imagen para la detección de sus elementos.

3.1.1. Estimación Horizontal & Estimación Vertical

Una forma de definir una placa vehicular es como «Un área rectangular con cambios bruscos de intensidad de forma periódica»[2]. La diferencia de colores entre el fondo de la placa y los caracteres que suelen mantenerse en alto contraste para su fácil lectura para ojo humano y la pequeña área de la placa se pueden tomar como características que la identifican.

Supongamos que tenemos una imagen en escala de grises, este proceso está basado en propiedades de la imagen donde la placa está localizada con propiedades que no se presentan en otras partes de la imagen del automóvil. Para este método se definen líneas de análisis que cruzan por la imagen de manera horizontal para mostrar características especiales cuando éstas pasan sobre los números o letras, tales como el tomar varias líneas con similares anchos, estas pueden representar las posiciones de letras o números, además se sugiere utilizar las propiedades de éstas líneas para determinar la posición horizontal y vertical de las placas en el frente o en la parte trasera del vehículo.

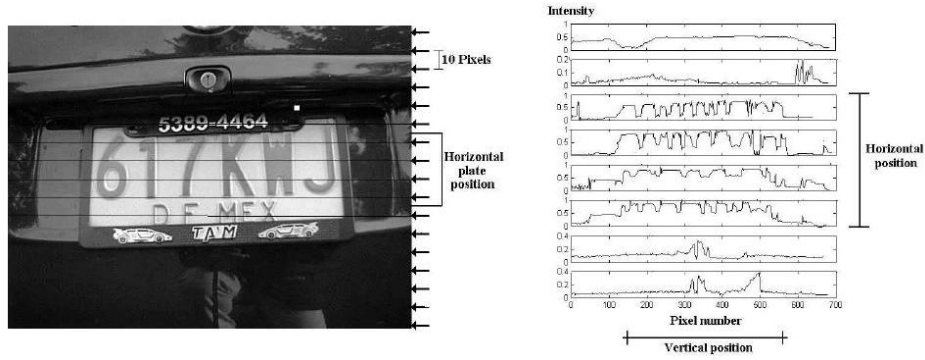


Figura 6: Estimación Horizontal y Vertical

Dada una imagen digital, se define una nueva operación que dependerá de las propiedades de la imagen base, la cual representara las líneas de intensidad usada para analizar la imagen, se define de la siguiente manera:

$$G(n, y) = f(10 * n, y), n = 1, 2, \dots, N$$

En esta fórmula N el número de líneas representativas que se tomaran de la imagen para su análisis, con esto se espera encontrar las líneas con mayores cambios en su color y determinar que esa área es una placa vehicular. Aun que para que este método tenga éxito, la imagen debe contener poco fondo aparte de la placa ya que una imagen muy amplia podría contaminar en gran medida los datos a obtenidos para la búsqueda de la placa.

Una vez definidas las líneas de intensidad se crean intervalos de pasos de nivel que servirán para medir el cambio de una intensidad a otra y a partir de cierto número de pasos definidos como frontera se procede a acotar la imagen buscando las líneas horizontales superior e inferior que tengan suficientes números de pasos de nivel obteniendo una banda y se procede de igual manera con la banda para acotar verticalmente y obtener el área de la placa.

3.1.2. Método de detección de Orillas

Una forma de definir una placa vehicular es como «un área rectangular con alta densidad de bordes horizontales y verticales» (ver: [3], [4]). La alta densidad de los bordes horizontales y verticales en un área pequeña es en muchos casos causada por los caracteres que contrastan en una placa, pero no en todos los casos.

Definimos las operaciones de detección de bordes como transformaciones matemáticas de la matriz M . La detección de placas vehiculares consiste en una serie de operaciones de convolución. Modificando la imagen que se proyecta en los ejes x y y . Estas proyecciones son usadas para determinar el área de una placa.

Cada operador de la imagen (o filtro) es definido como una convolución de matrices. La matriz de convolución se define como un pixel específico es afectado por sus vecinos pixeles.

Una X es una matriz individual que representa los vecinos relacionados a un pixel x_0 situado en el centro de la matriz y sea M la matriz de convolución que indica de que manera afectarán los vecinos al pixel.

La imagen del pixel en la imagen destino y es afectado por los pixeles en la matriz X ($x_0...x_8$ tomando una matriz $X_{3 \times 3}$) de acuerdo a la siguiente fórmula:

$$y = \sum_{i=0}^8 x_i \times m_i$$

Para la detección de orillas se utilizan matrices de convolución para que resalten las orillas, entre éstas se encuentran las matrices de Detección de Orillas Horizontales, Verticales y Sobel.



Figura 7: De izquierda a derecha y de arriba a abajo - Imagen normal, Detección de Orillas Sobel, Detección de Orillas Horizontal y Detección de Orillas Verticales

Después de las operaciones de convolución, se pueden detectar el área de una placa vehicular a partir de un análisis estadístico de los datos de la imagen. Uno de estos análisis es el de la proyección horizontal y vertical de la imagen sobre los ejes X y Y.

La proyección vertical de la imagen es una gráfica que representa la magnitud global de la imagen de acuerdo con el eje Y. Si se crea esta proyección vertical de la imagen después de la aplicación del filtro de detección de bordes verticales, la magnitud de esta proyección representaría la ocurrencia de bordes verticales en ese punto. Entonces, la proyección vertical de la imagen así transformada puede ser usada para localizar la posición vertical de la placa. De forma similar la proyección horizontal representa una magnitud total de la imagen asignada al eje X.

Sea la imagen de entrada definida por la función discreta $f(x, y)$. Entonces la proyección p_y de la función f en un punto y es la suma de todas las magnitudes de todos los pixeles en el renglón y -esimo de la imagen de entrada. De forma similar la proyección en un punto x es la suma de todas las magnitudes en la x -esima columna.

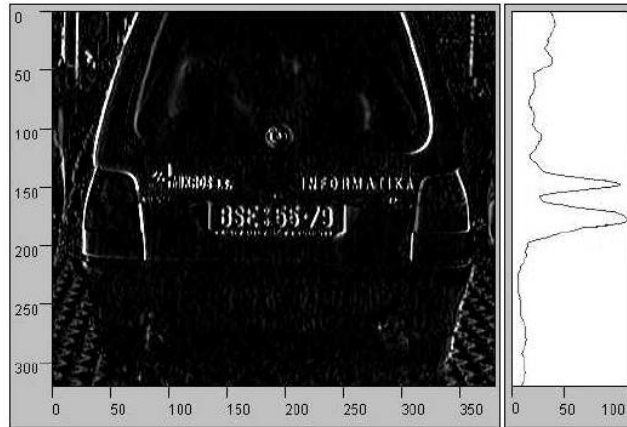


Figura 8: Proyección Vertical de la imagen en el eje y

Una vez teniendo estas proyecciones se procede a hacer un análisis estadístico donde el principio es obtener los picos en las gráficas de las proyecciones. Los picos corresponden a las bandas de los posibles candidatos para placas vehiculares para luego obtener las bandas de las imágenes.

La salida de este análisis estadístico es el área de la placa vehicular.

3.1.3. Análisis de componentes conectados

Una forma de definir una placa vehicular es como «Un conjunto de objetos (caracteres) agrupados » (ver: [7]). Al inicio la imagen es filtrada para que los caracteres de la placa tengan un color distinto del fondo. Para esto se diseña un filtro especial en la que áreas de la imagen en la que el contraste entre puntos vecinos supere cierto umbral.

Después de aplicar dicho filtro cuyo resultado será la binarización de la imagen, se da lugar un proceso de eliminación. El objetivo de esta etapa es dejar en la imagen aquellos lugares que tienen más probabilidades de ser caracteres, suponiendo que cada mancha es solo un carácter y no está conectado con ningún otro objeto de la imagen.

La siguiente etapa busca las posibles áreas donde se pueda localizar una placa vehicular. Se realiza mediante la agrupación de las manchas que se asemejan a los caracteres de una placa vehicular. La vecindad de cada mancha en la imagen es analizada y si hay otra mancha del mismo tamaño en la vecindad, entonces éstas son agrupadas. El grupo de manchas es llamado segmento y otras manchas pueden ser agregadas si cumplen las condiciones y no difieren demasiado de las manchas que se han añadido.

De igual forma que se hizo con las manchas se aplican procesos similares para los segmentos obtenidos, se pasa por un proceso de eliminación de los segmentos que no cumplan con las características de un texto. Pero una vez obtenidos estos textos en muchos casos esto sigue sin ser suficiente para representar correctamente una placa vehicular. Puede ocurrir que una placa vehicular este representada por dos segmentos vecinos. Por lo tanto es necesario realizar una agrupación de los segmentos vecinos.

Después de agrupar los segmentos se eliminan aquellos con un número incorrecto de manchas y los segmentos que permanezcan en la imagen se tratan como candidatos de placas.



Figura 9: Área detectada con el análisis de componentes conectados

Despues de ver algunos metodos para la localización de las placas definiremos un método propio basado en la detección de rectángulos en la imagen, pero antes de definir el algoritmo es necesario primero explicar las bases de las Caminatas Aleatorias Repulsivas en el cual esta basada la búsqueda.

4. Caminata Aleatoria Repulsiva

El objetivo de este trabajo es mostrar la capacidad del uso de Caminatas Aleatorias Repulsivas para el reconocimiento de patrones de una imagen. Este modelo combina la Caminata Aleatoria con características de modelos de enjambres atravez de aplicar reglas simples de interacción entre las partículas y su entorno. Sus propiedades permiten generar una discretización de un espacio a partir de una dispersión de puntos muestrales y usarlos para detectar las propiedades del espacio como sus límites.

Considere un sistema que puede caracterizarse por estar en cualquier conjunto de estados previamente especificado. Suponga que el sistema evoluciona o cambia de un estado a otro a lo largo del tiempo de acuerdo a una ley de movimiento, y sea X_t el estado del sistema al tiempo t .

Si se considera que la forma en que el sistema evoluciona no es determinista, sino provocada por algún mecanismo aleatorio, entonces se puede considerar que X_t es una variable aleatoria para cada valor del índice t .

Definición 2. *Se llama variable aleatoria a una función X de valor real definida sobre los elementos de S , donde S es un espacio muestral con una medida de probabilidad (ver: [18]).*

Una colección de variables aleatorias es la definición de proceso estocástico, y sirve como modelo para representar la evolución aleatoria de un sistema a lo largo del tiempo. En general, las variables aleatorias que conforman un proceso no son independientes entre sí, sino que están relacionadas unas con otras de alguna manera particular.

Definición 3. *Un proceso estocástico es una colección de variables aleatorias $\{X_t : t \in T\}$ parametrizada por un conjunto T , llamado espacio parametral, y con valores en un conjunto S llamado espacio de estados (ver: [18]).*

El espacio parametral suele tomarse del conjunto discreto $T = \{0, 1, 2, \dots\}$, o bien el conjunto continuo $T = [0, \infty)$, y estos números se interpretan como tiempos. Los posibles espacios de estados que generalmente se consideran son los subconjuntos de Z , R , Z^n y R^n . Naturalmente, espacios más generales son posibles, tanto para el espacio parametral como para el espacio de estados.

Los procesos estocásticos son una de las diferentes propuestas para hacer lo más cercano al cómputo no-determinístico a algo que sea posible hacer con una computadora convencional. Este proceso se conoce como el nombre de cómputo probabilístico.

Para el cómputo probabilístico un proceso estocástico es un algoritmo cuya sucesión de pasos se produce usando una distribución de probabilidad. No será realmente cómputo no-determinístico pero su ventaja es que es posible implantarlo en una computadora convencional.

Los procesos estocásticos juegan un papel central en el estudio de los problemas NP-completos (ver: [12]) ya que gracias a ellos es posible encontrar soluciones para dichos problemas, que consumen menos pasos de los requeridos por un algoritmo de fuerza bruta, ya que en muchas ocasiones el explorar exhaustivamente el espacio complejo de soluciones puede dar cantidades de tiempo para las cuales, no se podrían tener aplicaciones prácticas.

Siguiendo las palabras de Salvador Elías Venegas Andraca «El éxito de varios algoritmos estocásticos en la solución de problemas NP, en particular algoritmos que emplean caminatas aleatorias, ha sido una importante fuente de inspiración

para desarrollar nuevos modelos de caminatas.» (ver: [12]) Se describirán una serie de conceptos clave a partir de los cuales se construyen las Caminatas Aleatorias Repulsivas como un modelo de Caminata.

4.1. Inteligencia de Enjambres

Un enjambre se refiere a cualquier colección poco estructurada de agentes que interactúan, ejemplos en la naturaleza incluyen colonias de hormigas, alineamiento de aves en vuelo, comportamiento de rebaños, crecimiento bacteriano y comportamiento de cardúmenes entre muchos otros.

De estos el comportamiento de enjambre es un comportamiento colectivo exhibido por los agentes, tal vez dando vueltas por el lugar, en un movimiento en masa o una migración en alguna dirección. Otra manera de definir el comportamiento de enjambre es como el movimiento colectivo de un gran Número de entidades auto-propulsadas.

A partir de estas ideas surge el concepto de Inteligencia de Enjambre se basa en un sistema colectivo descentralizado y auto-organizado, ya sea natural o artificial. Este concepto fue introducido por Gerardo Beni y Jing Wang en 1989, en el contexto de sistemas celulares robóticos o autómatas celulares (ver: [1]).

Comúnmente están constituidos de elementos de comportamientos simples que interactúan entre sí y con el entorno. Apesar de seguir reglas simples, la ausencia de un control centralizado que dicte la estructura, el comportamiento individual de los agentes, que estos actúan de forma local y de cierta manera aleatoria, las interacciones entre los agentes generan cierto comportamiento global de «inteligencia», desconocida por los agentes individuales.

4.2. Auto-organización

La auto-organización es un proceso en el que la organización interna de un sistema aumenta de complejidad sin ser guiado por ningún agente externo. En estos procesos, se genera alguna forma de orden o coordinación que surge entre las interacciones de los componentes del sistema inicialmente desordenado.

La auto-organización es objeto de estudio interdisciplinar, pues es una propiedad característica de los sistemas complejos, ya sean estos matemáticos, físicos, químicos, biológicos, sociales o económicos.

La auto-organización por lo general se basa en tres ingredientes básicos (ver: [14]):

- Fuerte dinámica no lineal.
- Balance de la explotación y exploración.
- Múltiples interacciones.

El origen del «Principio de auto-organización de sistemas dinámicos» fue formulado por el cibernetico William Ross Ashby en 1947 (ver: [15], [16]). Establece que cualquier sistema dinámico determinístico automáticamente va a evolucionar hacia un estado de equilibrio o atractor. Es decir, dejará todos los estados no atractores y los seleccionará sobre todos los demás estados. Una vez allí, la evolución del sistema está limitada a permanecer en el atractor.

El principio de «Orden del ruido» fue formulado por el cibernético Heinz von Foerster en 1960 (ver: [17]). La auto-organización se ve facilitada por las perturbaciones aleatorias («ruido») que permiten que el sistema explore variedades de estados en su espacio de estados. Esto aumenta la probabilidad de que el sistema llegue a la «cuenca» de un atractor, al cual luego llegaría rápidamente.

4.3. Principios de las Caminatas Aleatorias

Definición 4. Una Caminata Aleatoria es una trayectoria $X(t)$ que empieza en la posición $X(0) = X_0$ tal que $X(t + \tau) = X(t) + \phi(\tau)$ donde ϕ es una variable aleatoria que describe la ley de probabilidad para tomar el siguiente paso y τ es el intervalo de tiempo entre pasos consecutivos (ver: [19]).

El modelo básico de las caminatas aleatorias es el movimiento de una partícula (llamado caminante) sobre puntos discretos distribuidos en un espacio sin restricciones. El sentido del movimiento del caminante depende de un sistema multivaluado, cuyos valores para cada paso, dependen de la probabilidad.

El ejemplo más simple de esto es la caminata aleatoria en una dimensión (sobre una línea donde el movimiento del caminante solamente es bivaluado (izquierda o derecha). iniciando en el estado 0, al siguiente tiempo el proceso puede pasar al estado +1 (derecha) con probabilidad p , o al estado -1 con probabilidad q , en donde $p + q = 1$. Se usa la misma regla para lo siguientes tiempos, pasar al estado de la derecha con probabilidad p , o al estado de la izquierda con probabilidad q .

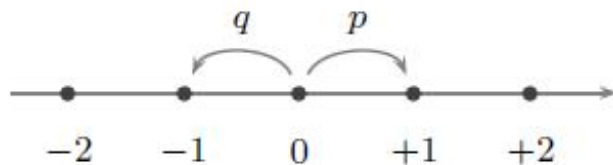


Figura 10: Caminata Aleatoria en una dimensión

Dos propiedades importantes a destacar sobre las Caminata Aleatoria (ver: [12]) por su utilidad en este trabajo son:

- 1) La varianza de la distribución de probabilidad del movimiento de la partícula es proporcional al número de pasos ejecutados.
- 2) La forma de la distribución no depende del punto de partida.

Lo que sucede al cambiar el punto de origen, es que la gráfica de probabilidad sufrirá una traslación, pero la forma será la misma. Esta invariancia de la forma de la distribución respecto del punto de partida es una característica fundamental de las cadenas de Markov (ver: [19]), de las cuales las caminatas aleatorias son un caso especial.

Una vez teniendo nuestra caminata aleatoria se puede asignar a un grupo de partículas para que caminen simultáneamente, ya que la distribución de este grupo de partículas depende del número de pasos ejecutados, cuando se tiene una cantidad de pasos muy grandes estas partículas tenderán a tener un comportamiento de dispersión natural.

4.4. Principios de las Caminatas Aleatorias Repulsivas

Los conceptos anteriores son la base del modelo presentado a continuación como Caminata Aleatoria Repulsiva. En este modelo se tendrá a un grupo de partículas o agentes que serán las que constituyen nuestro «enjambre», el cual será el encargado de explorar y describir el espacio de estados. Para una exploración satisfactoria de este espacio de estados es suficiente con que este espacio sea acotado.

Una vez teniendo nuestro enjambre, a cada partícula se le asignara una serie de reglas simples de interacción entre las partículas, condiciones que definen una región cerrada, área de búsqueda o entorno y reglas para la interacción de las partículas y el entorno.

Las reglas básicas que se impondrán son:

- 1) Con cierta probabilidad las partículas actuarán independientemente o con relación a otros miembros del enjambre.
- 2) Cuando actúen individualmente, estas caminarán de forma aleatoria y en caso de interacción con los otros miembros del grupo, éstas se moverán en la dirección contraria de su vecino más cercano.
- 3) Una partícula no puede salir del área objetivo.

Con éstas simples reglas se buscan generar una auto-organización por parte de las partículas dada sus interacciones con las demás y su medio adecuada para la exploración de regiones en el espacio objetivo. Es importante que la región a muestrear se defina como cerrada o se obtendría una dispersión tal que sus partículas individuales no llegarán a un estado de equilibrio pero todo el conjunto mantiene a un equilibrio.

Una forma de visualizar a una Caminata Aleatoria Repulsiva sería como un enjambre en un entorno cerrado que evoluciona a travez del tiempo, donde sus miembros individuales al interaccionar con otros miembros buscan alejarse de éstos. Mas concretamente lo definiremos de la siguiente manera:

Definición 5. Sea $\Upsilon(P(t), A, \theta)$ una Caminata Aleatoria Repulsiva, ésta se define como un conjunto finito de partículas $P(t)$ con K elementos en el espacio acotado $A \subset R^n$ donde las partículas interaccionan entre sí con una probabilidad $\theta \in [0, 1]$ donde una interacción de una partícula $p_i(t) \in A$ con $i = 1, \dots, K$ implica que $p_i(t+1)$ depende de algún $p_i^*(t)$ una partícula «cercana» a $p_i(t)$ tal que $\|p_i(t+1) - p_i^*(t)\| \geq \|p_i(t) - p_i^*(t)\|$.

Hay distintas formas de escoger la partícula cercana $p_i^*(t)$, en este planteamiento se considerara a como la partícula mas cercana, aun que es posible sacar un aproximado comparándolo solo con una muestra de las partículas del conjunto.

$$p_i^*(t) = \min_{j=1, \dots, i-1, i+1, \dots, K} ||(p_i(t) - p_j(t))||$$

Aun que la Caminata Aleatoria Repulsiva describe el movimiento de un conjunto de partículas, su movimiento puede ser descrito también por el comportamiento individual de sus elementos de la siguiente manera.

Sea $p_i(t) \in P(t)$ un conjunto de puntos en R^n , $\Theta \in [0, 1]$ y $p_i^*(t)$ un punto «cercano» a $p_i(t)$ y $\phi(t)$ una ley de probabilidad para determinar el siguiente paso de una caminata aleatoria y $x \in [0, 1]$ un Número escogido de forma aleatoria, entonces se puede describir la dinamica de una Caminata Aleatoria Repulsiva de la siguiente manera:

$$p_i(t+1)(x) = \begin{cases} p_i(t) + \Delta \times \frac{p_i^*(t) - p_i(t)}{||p_i^*(t) - p_i(t)||} & ; si \ x \geq \Theta \\ p_i(t) + \phi(\tau) & ; si \ x < \Theta \end{cases}$$

4.4.1. Caminatas Aleatorias Clásicas

Definición 6. *Un sistema de partículas P que se encuentran dando una Caminata Aleatoria Repulsiva es equivalente a Caminatas Aleatorias Clásicas si $\Theta = 0$.*

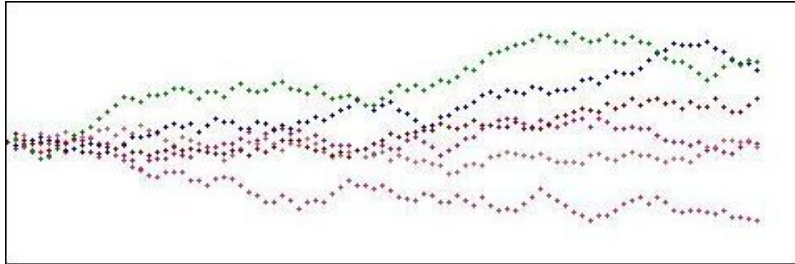


Figura 11: Caminatas Aleatorias sin interacción

En una Caminata Aleatoria Clásica o sin interacción las partículas se mueven independientemente de las demás, por consiguiente su movimiento está restringido en cada paso de tiempo solamente a la dirección dada por una distribución de probabilidad equipada al sistema, la cual puede ser por ejemplo la distribución uniforme.

4.4.2. Caminatas Repulsivas

Definición 7. *Se dice que una Caminata Aleatoria Repulsiva es una Caminata Repulsiva cuando $\Theta = 1$.*

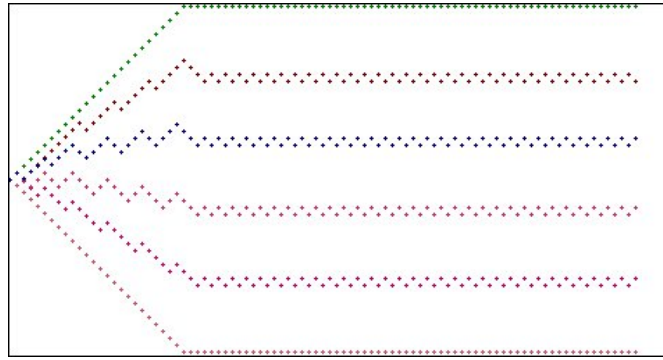


Figura 12: Caminatas Repulsivas con frontera

En una Caminata Repulsiva las partículas escoge la dirección a desplazarse en un siguiente paso de tiempo dependiendo de las posiciones de las demás partículas a su alrededor.

Al sistema se le priva del azar haciendo que el desplazamiento de las partículas sea completamente determinista de modo que las partículas siempre se alejan de la partícula más cercana para cada paso de tiempo e indirectamente haciendo que las partículas se distribuyan por el espacio objetivo.

4.4.3. Caminatas Aleatorias Repulsivas

Cuando $\Theta \in (0, 1)$ le llamaremos al sistema de partículas Caminata Aleatoria Repulsiva, el valor de Θ determina tanto la dependencia del movimiento de las partículas con respecto a las demás como el grado de independencia en su movimiento. Un valor de $\Theta \approx 0$ tendera a comportarse de forma mas aleatoria mientras que un valor de $\Theta \approx 1$ su movimiento dependera más de las demás partículas haciendo que se alejen entre sí. Esto permite tanto crear una dispersión de puntos como darle flexibilidad para viajar por diversos caminos, propiciando la exploración del espacio.

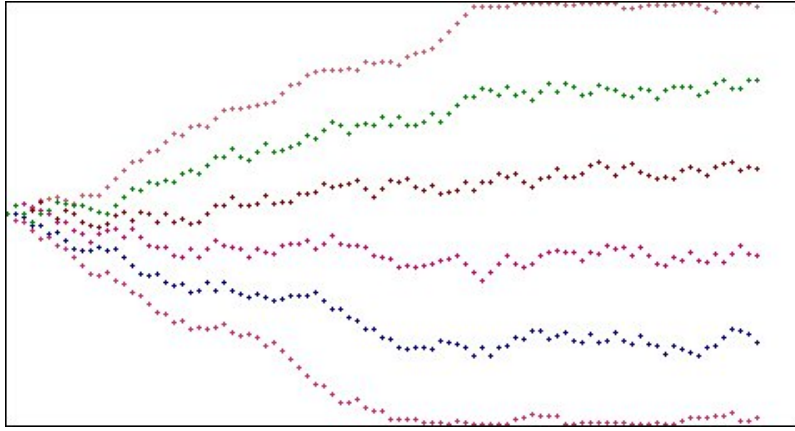


Figura 13: Caminatas Aleatorias Repulsiva con frontera

El verdadero valor de las Caminatas Aleatorias Repulsivas es el ser una técnica que permite la exploración en varias dimensiones con la capacidad de rodear regiones no factibles gracias a sus capacidades de exploración permitiendo un tratamiento aceptable de imágenes no convexas.

A continuación se presentan un ejemplo de los tres tipos de Caminatas en una región no convexa con la misma cantidad de puntos exploradores y los mismos pasos de tiempo. En esta imagen se puede apreciar que la evolución de estas Caminatas evoluciona de formas muy distintas con respecto a la interacción entre sus elementos.

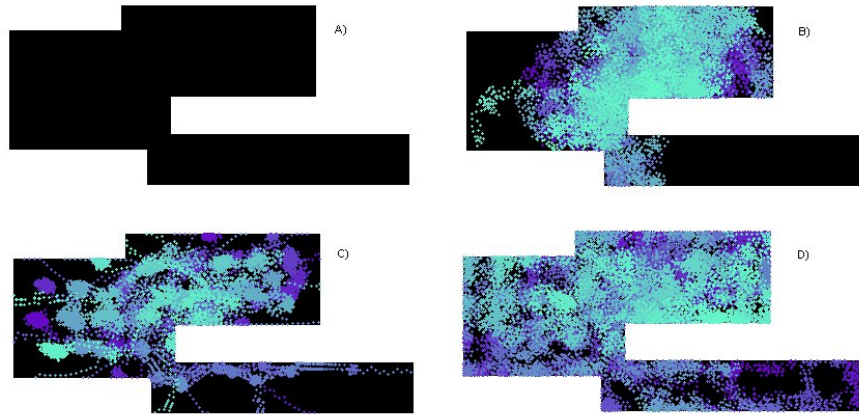


Figura 14: A) Ejemplo de una región en R^2 . B) Caminata Aleatoria Clásica. C) Caminata Repulsiva. D) Caminata Aleatoria Repulsiva

El uso de caminatas aleatorias ya se ha usado antes en la búsqueda de patrones en imágenes como por ejemplo en (ver: [20],[21]). Ahora al presentar un nuevo tipo de Caminata Aleatoria procederemos a usarlo para resolver un sistema ANPR ya que es una manera de mostrar una aplicación de la misma al aplicarla en la exploración de una imagen.

5. Metodología

El enfoque siguiente explora los usos de las Caminatas Aleatorias Repulsivas en el reconocimiento de patrones tales como los cambios de colores de una imagen, en este caso, secciones con mucho y poco brillo, en los cuales se espera que la placa este en la imagen de forma destacada por medios vistos en capítulos anteriores. A continuación se presenta un esquema general de la metodología propuesta.

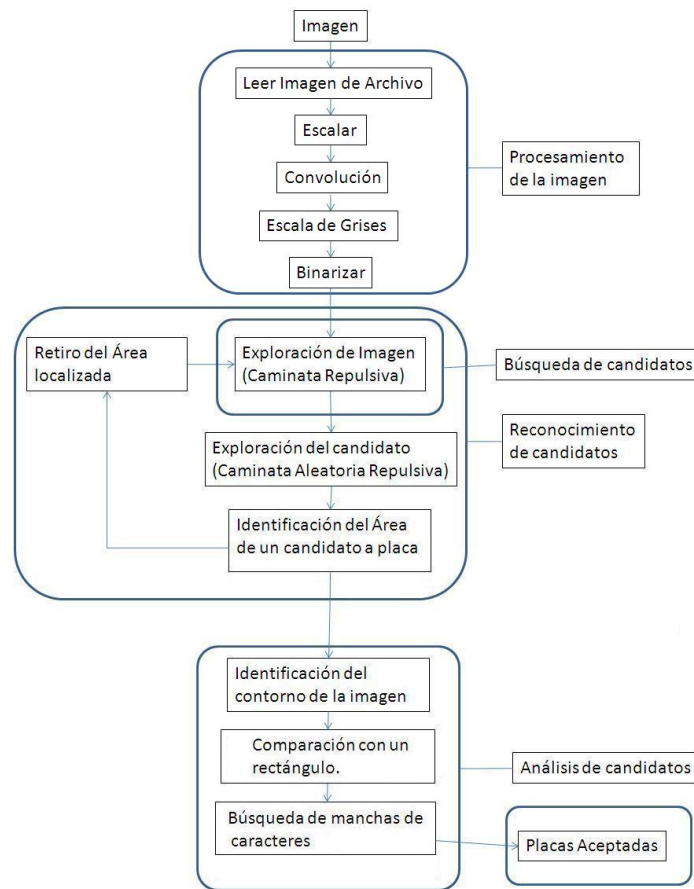


Figura 15: Proceso general de la localización de Placas Vehiculares usando Caminatas Aleatorias Repulsivas

5.1. Obtención de la imagen

El primer paso coincidiendo con todos los sistemas ANPR consiste en la obtención de la imagen ya capturada, ya sea en una cámara digital común, una cámara infrarroja o incluso un video el cual se digitaliza si es necesario para ingresarla a la computadora y posteriormente procesarla. Sin importar que el medio a analizar sea un video multimedia o una imagen digital se supondrá que se analizara una imagen digital, ya que un video puede ser descompuesto en un conjunto de imágenes para su análisis individual.

5.2. Procesamiento de la imagen

El procesamiento de la imagen incluye tanto la selección de una imagen digital en una computadora como los procesos aplicados a éstas. En este caso las imágenes serán obtenidas, se les aplicara una escala en el tamaño, se le aplicara un filtro para eliminar el ruido, se transformara a escala de grises y luego se aplicara una binarización.

5.2.1. Lectura de Archivo

La lectura de la imagen suele ser un paso sencillo que consiste en la selección de la imagen correspondiente en un directorio de la computadora o la selección de un directorio en el cual cada nuevo elemento será automáticamente analizado. En lo que sigue del capítulo se supondrá que se ha seleccionado una imagen individual.

5.2.2. Escalación de la Imagen

Una vez obtenida la imagen se procedera a cambiar el tamaño de esta procurando manteneee las proporciones de largo y ancho. Esto con el objetivo de que los pasos siguientes sean mas efectivos al aplicarse a la imagen resultante.

5.2.3. Convolución

La imagen una vez escalada se le aplicara una matriz de convolución, que como se ha explicado en el Método de detección de orillas, consiste en una transformación a cada pixel dependiendo de los valores de sus pixeles vecinos. Se aplicara una matriz $M_{5 \times 5}$ a cada pixel de la imagen para reducir los candidatos a placas vehiculares haciendo que los pixeles sin elementos alrededor sean despreciados. En esta matriz el valor de $M(3,3)$ representa el color del pixel X_0 que es valor a cambiar, los elementos alrededor de X_0 en la Matriz M son los pixeles alrededor en la imagen de origen. La matriz de convolución utilizada es:

$$M = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 1 & 2 & 0 \\ 2 & 1 & 0 & 1 & 2 \\ 0 & 2 & 1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Esto debido a ser una matriz que otorga un efecto de difuminado a la imagen, eliminando parte del ruido y suavizando los bordes (ver: [23]). El pixel resultante se puede representar como:

$$x_0^* = \frac{\sum_{i=0}^{25} x_i \times m_i}{20}$$

Una vez aplicada esta transformación a la matriz que representa nuestra imagen digital se procede a aplicar filtros a los colores de la imagen para su análisis.

5.2.4. Transformación a escala de grises

Sea I una matriz que representa a la imagen obtenida tal que el valor de $I(x, y)$ representa la intensidad de colores en las coordenadas dadas, procedemos a aplicar un filtro encargado de transformar los colores actuales a escala de grises. Esto con el objetivo de facilitar el manejo de los datos procedentes de la imagen.

La intensidad de los colores suele representarse como una triada de valores, donde estos generalmente representan la intensidad de los colores rojo, verde y azul (RGB), o pueden representar el matiz, la saturación y la intensidad (HSL) entre otras cosas. Como el sistema usualmente más usado es el sistema RGB, entonces es el sistema que se utilizara para la interpretación de los colores de la imagen.

Tomando el modelo RGB para representar el color de la imagen, se puede separar el valor de intensidad de color de un pixel $I(a, b)$ en tres matrices, cada una representando la intensidad de un color en la imagen que puede ser expresada como $I(x, y) = r(x, y) + g(x, y) + b(x, y)$ donde r representa la intensidad del rojo, g la intensidad del verde y b la intensidad del azul y los valores de sus elementos están restringidos a los números enteros entre 0 y 255.

Para transformar una imagen a escala de grises, aun que existen otras formas de hacer esto, se toman los valores de las matrices r , g y b y se procede a realizar un promedio, de tal manera que el valor el valor de intensidad de color de todos los pixeles de la imagen se puedan representar de la siguiente manera:

$$I(x, y) = \frac{r(x, y) + g(x, y) + b(x, y)}{3}$$

5.2.5. Binarización

Una vez teniendo la representación de la imagen en escala de grises I , se procede a realizar una binarización de la misma, esto con el objetivo de realzar los contrastes en la imagen y para ello se tomará un umbral constante U . Esta transformación puede ser denotada como $B(I, U)$ ó $B(x, y, U)$ que es la representación de la imagen con dos colores (generalmente blanco y negro). Se puede representar esta transformación de la siguiente manera:

$$B(x, y, U) = \begin{pmatrix} 0 & ; si \ I(x, y) \geq U \\ 1 & ; si \ I(x, y) < U \end{pmatrix}$$



Figura 16: Filtros Aplicados a la imagen

5.3. Búsqueda de candidatos

La búsqueda de candidatos consiste en una exploración de la imagen de donde se obtendrán varias sub-imágenes que representarán a los posibles candidatos a placas vehiculares, una vez obtenidos estos candidatos estos pasarán a un análisis para identificarlos como placas vehiculares.

5.3.1. Exploración de la imagen

En este punto suponemos que existen un grupo de manchas aisladas las cuales son sospechosas de ser placas vehiculares. Para encontrar estos candidatos a placas vehiculares se realizará una Caminata Repulsiva en la imagen I en alguna coordenada $S_0 \in I$ cual será usada como semilla para la búsqueda de todos los candidatos.

Para ésta búsqueda se realizara una Caminata Repulsiva en la imagen, como se mencionó antes se toma un valor de $\theta = 1$, lo que indica que habrá completa dependencia entre las partículas liberadas.

Se tomará en cuenta que una imagen es un espacio cerrado y convexo (al ser una imagen representada como una matriz rectangular) y que al final de dicha caminata se supondrá que no existirán manchas de tamaño considerable como para contener una placa vehicular apreciable. Por lo tanto las iteraciones se terminaran en cuanto se alcancen las fronteras de la imagen y pasen un número fijo de iteraciones sin encontrar un nuevo candidato.

5.3.2. Exploración del candidato

Cada vez que se encuentre una mancha en la Caminata Repulsiva anterior se procederá a aislar y retirar de la imagen de búsqueda hasta que las partículas se hayan dispersado por toda la imagen. Para esto cada vez que una partícula de un paso de la zona blanca a la zona negra, se utilizara ese punto como semilla procediendo a realizar una Caminata Aleatoria Repulsiva con la cual se creará una máscara la cual contendrá el área candidata para analizarla y posteriormente retirarla de la imagen principal.

La Caminata Aleatoria Repulsiva utilizada para la exploración de un candidato se toma con un $\theta \in (0, 1)$ y se equipa con una distribución uniformemente distribuida para escoger el movimiento de las partículas en los casos no dependientes. Los pasos de tiempo continuarán hasta que el área del rectángulo que contiene a las partículas deje de incrementarse.

Nuestro candidato C es un conjunto de puntos en R^2 el cual se puede definir como todos los pixeles recorridos durante una Caminata Aleatoria Repulsiva.

5.3.3. Identificación del Área del candidato

Una vez que la imagen que representa el candidato a placa vehicular halla terminado de ser explorada, se procede a tomar el área correspondiente a dicha imagen. Para esto se aprovechara el hecho de que una imagen digital puede ser representada como una matriz de puntos, con lo cual a cada elemento de la imagen recorrida se le asignara un valor a una vecindad con centro en el punto recorrido y con radio equivalente a la distancia recorrida por una partícula en un espacio de tiempo. Esto con el propósito de crear una máscara que cubra solo al candidato aun en el caso de que este sea una imagen no convexa.

Este método es efectivo con imágenes de tamaño medio o pequeño pero en imágenes grandes puede no limpiar toda el área a examinar dejando manchas pequeñas del interior de la mancha original. Para evitar problemas con esto la imagen fue escalada al inicio de los procesamientos a la imagen.

5.3.4. Limpieza de imagen

Una vez obtenida el área del candidato se procede a aplicar la máscara obtenida sobre la imagen inicial de tal forma que la región sea tratada como no deseada. Esto con el propósito de no tomar un candidato más de una vez para su análisis permitiendo buscar más regiones candidatas a ser placas vehiculares con facilidad.

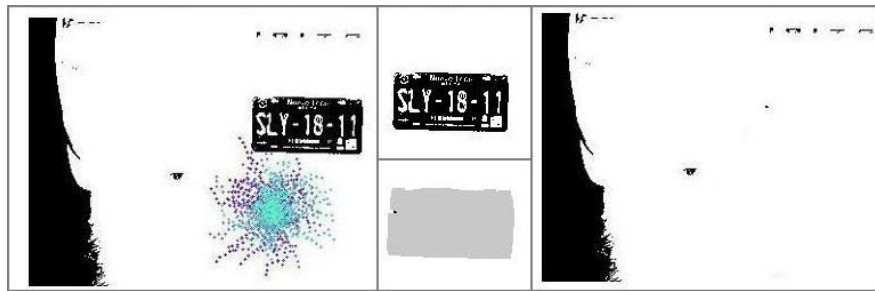


Figura 17: Búsqueda de candidatos y limpiado de imagen

Otras formas de eliminar el área explorada consisten en retirar el rectángulo que contenga a la región a partir de los valores de $\min(x)$, $\min(y)$, $\max(x)$, $\max(y)$ de las partículas o tomar el envolvente convexo de los puntos alrededor del área, pero estos a su vez tienen el inconveniente de que la placa sea retirada de la imagen al tratar un objeto no convexo el cual su envolvente contenga a la placa vehicular.

5.4. Análisis de candidatos

El análisis de candidatos tiene el propósito de aplicar pruebas a estos por separado para identificarlos como placas vehiculares o rechazarlos. Para esto se revisara tanto las proporciones de la placa vehicular como su distancia con respecto a un rectángulo.

5.4.1. Comparación de proporciones

Dado de que se ha tratado de mantener las proporciones en la imagen en este paso se procede a la comparación del contorno del candidato con las proporciones adecuadas para las características de una placa vehicular mexicana.

Una placa vehicular real tiene un tamaño de 300mm por 150mm, así que para que el candidato sea aceptado debe tener una proporción similar. Para que un candidato sea aceptado las proporciones del ancho (W) entre el alto (H) del rectángulo que contiene al candidato debe ser cercanos a dos.

$$\frac{W}{H} \approx 2$$

.

5.4.2. Identificación de contorno

Para obtener puntos que sirvan de contorno a la placa vehicular se procede a tomar los puntos que esten a máximo una distancia Δ de los limites pertenecientes al candidato C . Esto con el objetivo de ver la diferencia entre el contorno del candidato y una serie de puntos discretos que representen un rectangulo que contenga a la placa vehicular.

5.4.3. Comparación con un rectángulo

Una vez obtenido el contorno del candidato se procede a crear un rectángulo con el cual comparar para designar si el candidato tiene una forma rectangular. Ya que el comparar al candidato con un rectángulo continuo no es posible se creara un conjunto de puntos discretos que lo representen.

Este rectángulo se generara apartir de los limites inferiores del candidato $(\min_x(C), \min_y(C)) + \Delta/2$ y los limites superiores del candidato $(\max_x(C), \max_y(C)) - \Delta/2$. Una vez obtenidos los limites del rectángulo para comparación se procede a discretizarlo, llamaremos al conjunto de todos los puntos que representan al rectángulo como R_D .

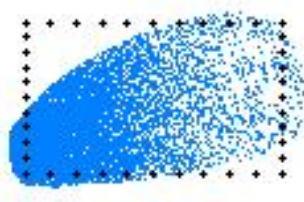


Figura 18: Rectángulo discreto generado

A continuacion se procede a sacar la distancia de de Hausdorff de los conjuntos R_D y C denotado como $d_H(R_D, C)$ el cual es una buena noción de tan diferente es nuestro candidato de un rectángulo, esto dado que la forma que tiene una placa vehicular es rectangular. A continuación se dara la definición de la distancia de Hausdorff.

Definición 8. Sean X y Y dos subconjuntos no-vacios de un espacio metrico (M, d) . Se define la Distancia de Hausdorff como:

$$d_H(X, Y) = \max \left\{ \sup_{x \in X} \inf_{y \in Y} d(x, y), \sup_{y \in Y} \inf_{x \in X} d(x, y) \right\}$$

donde \sup representa el supremo y \inf el infimo (ver: [22]).

Una vez calculado $d_H(R_D, C)$ se procede a sacar una distancia relativa con respecto al ancho del candidato (W_C), esto con el objetivo de obtener una normalización de las distancias obtenidas y tener una medida que no dependa directamente del tamaño del candidato, permitiendo la comparación de un valor independientemente de los diferentes tamaños que pudiera tener un candidato a placa vehicular, a este valor se le llamara Distancia relativa:

$$d_r = \frac{d_H(R_D, C)}{W_C}.$$

Una vez realizada esta metodología el resultado son los diferentes candidatos a placas vehiculares, estos continuaran con el siguiente pasó de un sistema ANPR que en este caso serian los pasos de segmentación y reconocimiento de caracteres. Dado que el no identificar una placa vehicular se considera peor que obtener un falso positivo, el método es más propenso a dar resultados que contengan a más elementos que la placa vehicular que conjuntos que no lo contengan aun que eso pudiera reducir los falsos positivos.

6. Aplicación y Resultados

Para las pruebas realizadas, por cuestión de recursos, se ha utilizado una cámara digital normal en lugar de una cámara infrarroja para obtener imágenes de autos con un marcado contraste entre el vehículo y la placa y con poca inclinación en las mismas. Las imágenes obtenidas han sido escaladas a un tamaño base tal que su altura sea igual a 800 píxeles y se preserven las proporciones de la imagen. Una vez que contamos con un método para detección de placas se procederá a separar los diferentes parámetros que intervienen durante el algoritmo.

6.1. Parámetros

Los parámetros son las variables que identifican cada uno de los diferentes elementos que componen a un sistema y de ellos depende que la valorización y el análisis de los resultados obtenidos sean adecuados y confiables. A continuación se mostrarán los parámetros de la propuesta para la búsqueda de placas vehiculares así como los valores asignados a los mismos junto al porqué de su selección o como se llevó a cabo su calibración.

- K : Número de partículas en una Caminata Aleatoria Repulsiva en el análisis de un candidato a placa vehicular. Para las simulaciones este valor se dejará fijo en $K = 100$. Esta cantidad es más que suficiente para realizar las exploraciones, una cantidad muy reducida de elementos no lograría explorar satisfactoriamente una imagen mientras que una cantidad muy basta de los mismos podría incrementar mínimamente la exploración comparado con el incremento del número de operaciones a realizar.
- U : Umbral de la binarización. Para cada imagen el valor indicado de U cambia dependiendo de las condiciones de luz ambiental, color del auto y en general el brillo y contraste del ambiente, lo cual se puede reflejar en el clima, la hora del día, el ajuste de la cámara entre otros factores que no pueden ser previstos por el sencillo método utilizado. Por lo general el

valor de $U \in [40,130]$. Dado que la binarización no es un punto clave para este trabajo, se supondrá que el valor ha sido elegido de forma adecuada a la imagen a tratar.

- S_0 : Semilla para la búsqueda de candidatos. Dado que las placas vehiculares suelen estar en la parte central inferior del automóvil, y que la semilla no tiene un impacto muy fuerte en el estado final del sistema se ha escogido arbitrariamente $S_0 = (W/2, 3 * H/2)$ donde W es el ancho y H el alto de la imagen.
- Δ : Grosor de la orilla detectada para un candidato (%). El valor utilizado en las simulaciones será $\Delta = 10\%$ del ancho del candidato a placa vehicular. Este valor representa el grosor de lo que consideraremos la orilla del candidato a placa vehicular y determina el tamaño del rectángulo discreto con el cual se comparará el candidato para determinar si la figura es o no rectangular.
- T_P : La tolerancia de la proporción de tamaño de un candidato a placa vehicular es aceptable si cumple con lo siguiente: $|2 - W_C/H_C| < T_P$, donde W_C representa el ancho y H_C la altura de un candidato. Para las simulaciones a este parámetro se ha asignado el valor de $T_P = 0.25$.
- E_T : Número de iteraciones a esperar la finalización de la exploración del candidato. El valor utilizado en las simulaciones es $E_T = 20$. Este número indica el número de iteraciones que se dejan pasar sin que hayan cambiado los límites del candidato a placa antes de considerar que se ha cubierto su área. El valor máximo de $E_T = T$.
- d_r : Distancia relativa entre un candidato y su rectángulo discreto asociado. Valores aceptados en simulación: $d_r \leq 0.15$. Este valor se obtuvo de la distancia de Hausdorff (d_H) entre el candidato a placa y su rectángulo discreto asociado para luego ser normalizado al dividirse entre la altura del candidato (H_C) generando una distancia relativa que no depende del tamaño de los candidatos directamente. $d_r = d_H/H_C$.

- T : Número de iteraciones máximas para el análisis de candidatos. El valor final tomado es de $T = 100$, esto despues de diversas pruebas con distintos tiempos que se mostrarán más adelante.
- Θ : Coeficiente de interacción entre las partículas pertenecientes a Υ . El valor final tomado es de $\Theta = 0.8$, esto despues de diversas pruebas con distintos tiempos que se mostrarán más adelante.

Los parámetros en los que se centro la calibración de la propuesta son: d_r , T y Θ . El parámetro d_r cambia drásticamente si el algoritmo fuera ajustado para detectar placas vehiculares de otros paises por la simple diferencia en tamaños y proporciones en general que éstas pueden tener. Los parámetros T y Θ influyen directamente en la calidad y tiempo requerido de las soluciones dadas y por consiguiente se ha tenido que seleccionar valores adecuados de los mismos.

Para escoger un d_r adecuado para la identificación correcta de las placas vehiculares se procedió a realizar varias pruebas con un grupo de imágenes de calibración pertenecientes a placas vehiculares aisladas. El grupo de calibración se constituyó de 4 imágenes las cuales fueron ingresadas en una simulación 25 veces con un valor de $T = 200$ para dar suficiente tiempo de que se explore adecuadamente la imagen y un valor de $\Theta = 0.5$, esto por el hecho de ser un algoritmo estocástico y los resultados obtenidos cambian cada vez que se aplica.



Figura 19: Imágenes de calibración

| Distancias Relativas (d_r) | | | |
|--------------------------------|-----------|-----------|-----------|
| $T = 200, \Theta = 0.50$ | | | |
| Imagen 1 | Imagen 2 | Imagen 3 | Imagen 4 |
| 0.053928 | 0.12314 | 0.124181 | 0.080401 |
| 0.0553669 | 0.114349 | 0.103974 | 0.0808873 |
| 0.0576457 | 0.104787 | 0.0876671 | 0.0980669 |
| 0.0590562 | 0.101376 | 0.0875675 | 0.0604645 |
| 0.0599632 | 0.0974087 | 0.0863674 | 0.0668514 |
| 0.0612473 | 0.0949144 | 0.0862624 | 0.0649545 |
| 0.0623157 | 0.094318 | 0.0852623 | 0.0815837 |
| 0.0632648 | 0.0934226 | 0.0826733 | 0.0763409 |
| 0.0637789 | 0.0879351 | 0.0823817 | 0.0644944 |
| 0.0648978 | 0.084393 | 0.0817725 | 0.0541225 |
| 0.065546 | 0.083662 | 0.0800027 | 0.0864715 |
| 0.0657141 | 0.0803 | 0.0797325 | 0.0547625 |
| 0.0662401 | 0.0795186 | 0.0786375 | 0.0564227 |
| 0.0667415 | 0.0783919 | 0.0785909 | 0.0955189 |
| 0.0683083 | 0.0780645 | 0.0772403 | 0.0673773 |
| 0.0685446 | 0.0757783 | 0.0752211 | 0.0671551 |
| 0.0706937 | 0.0756902 | 0.0747241 | 0.082489 |
| 0.0719139 | 0.0756441 | 0.0743522 | 0.078077 |
| 0.0722991 | 0.0747226 | 0.0740731 | 0.066968 |
| 0.0726041 | 0.0741275 | 0.0733039 | 0.068954 |
| 0.0736847 | 0.0736487 | 0.0725776 | 0.066255 |
| 0.0766738 | 0.0707854 | 0.0692067 | 0.074804 |
| 0.0838212 | 0.0701128 | 0.0683933 | 0.062217 |
| 0.0848309 | 0.0694091 | 0.0672578 | 0.084317 |
| 0.0854502 | 0.0672665 | 0.065672 | 0.077068 |
| Máximos | | | |
| 0.107501 | 0.12314 | 0.124181 | 0.0980669 |

En cada prueba se obtuvo su d_r asociado y entre todas las pruebas realizadas se ha tomado un número superior al mayor de los valores máximos obtenidos resultando en el uso de valores de $d_r \leq 0.15$ como una distancia razonable para la aceptación de un candidato. Esto por el hecho de que el no detectar una placa vehicular esta siendo considerado peor que obtener algo erroneamente como una placa vehicular ya, que un objeto mal identificado podrá ser detectado durante la segmentación o lectura de la matrícula como una mala imagen pero una placa no detectada puede representar una importante falla de seguridad.

Para obtener valores apropiados para los valores de T y Θ se ha corrido múltiples veces el algoritmo generado para ver su rendimiento una vez que el valor límite de d_r se ha obtenido. Para esto se seleccionó un grupo de imagenes de prueba y los resultado obtenidos han sido revisados para confirmar si la placa vehicular fue detectada con éxito, la probabilidad de obtener realmente placas vehiculares entre las soluciones obtenidas y el tiempo que dura el análisis de la imagen una vez que ésta ha sido binarizada.

Definición 9. Sea N el número de imágenes analizados y F la frecuencia con la cual se encontró la placa vehicular en todos los experimentos, entonces la certeza (C) es el cociente entre las veces que la placa fue localizada y el número de imágenes analizadas.

$$C = \frac{F}{N}$$

Definición 10. Sea P_A el número aspirantes a placas vehiculares obtenidas y P_R el número de placas reales encontradas, entonces la Eficiencia (E) es el cociente entre las placas reales encontradas y el total de aspirantes a placas vehiculares detectadas.

$$E = \frac{P_R}{P_A}$$

Definición 11. Definimos T_A como el tiempo de análisis de una imagen. Este tiempo comprende desde que inicia la exploración de una imagen ya binarizada hasta la devolución de todas las aspirantes a placas vehiculares.



Figura 20: Imágenes de prueba

Para Encontrar los parámetros correctos a utilizar en la búsqueda de placas vehiculares se realizaron 30 experimentos con cada imagen y cada par de parámetros (T, Θ) generando en total 90 pruebas para cada par ordenado mostrado a continuación junto con los valores calculados de C , E y T_A obtenidos de estas pruebas.

| | $T = 50$ | $T = 100$ | $T = 200$ |
|---------------------------|-----------|------------|------------|
| Tiempo Análisis (T_A) | | | |
| $\Theta = 0.5$ | 3.397 seg | 12.206 seg | 25.939 seg |
| $\Theta = 0.8$ | 3.236 seg | 12.974 seg | 26.360 seg |
| Certeza (C) | | | |
| $\Theta = 0.5$ | 71.11 % | 97.78 % | 97.78 % |
| $\Theta = 0.8$ | 76.67 % | 98.89 % | 97.78 % |
| Eficiencia (E) | | | |
| $\Theta = 0.5$ | 89.55 % | 82.33 % | 85.41 % |
| $\Theta = 0.8$ | 82.12 % | 86.33 % | 89.04 % |

Tabla de valores obtenidos en las pruebas.

Como se puede apreciar el tiempo del análisis aumenta directamente por el valor del parámetro T , mientras el aumento en el parámetro θ incrementa levemente el tiempo debido a el incremento del número de operaciones al aplicar la interacción de las partículas del enjambre. La certeza se incrementa en un inicio con el incremento del valor de T pero llegado a cierto punto ésta se detiene y sólo causa más consumo de tiempo. El valor de Θ mejoró ligeramente los resultados obtenidos pero así como la eficiencia con valores grandes de T . Una vez realizadas estas pruebas, los valores seleccionados para ajustar los parámetros son $T = 100$ y $\Theta = 0.8$.

6.2. Resultados

Al ser un método que como filtro inicial esta utilizando una binarización por altos contrastes, las imagenes de coches de color claro y placas con regiones en sombras suelen fallar en el momento de detectar la placa vehicular al no ser resaltadas en la binarización. Ya que la búsqueda de los patrones de la imagen depende de las marcas dejadas en la binarización inicial, una mejor binarización de los elementos deseados permitiría funcionar con mejor rendimiento la búsqueda de candidatos, ya que este proceso y la binarización con procesos independientes pero que en conjunto afectan al resultado. Éste mismo hecho afectó la detección de las placas vehiculares de Cohauila y Zacatecas por tener colores rojos y azules en sus placas vehiculares.

También se mostró dificultad para distinguir a un candidato a placa vehicular considerablemente ancho de una placa por el hecho de que el método utilizado es menos efectivo en imágenes de tamaño grande al aumentar la tolerancia a aceptación de la placa.

El algoritmo fue probado con un conjunto de 12 imágenes de vehículos diferentes de las de calibración con las cuales se realizó un total de 120 pruebas corriendo una simulación 10 veces con cada imagen. De estas imágenes se obtuvieron los siguientes datos:

- Pruebas realizadas (N) : 120.
- Frecuencia de éxito (F) : 89.
- Placas Aspirantes (P_A) : 115.
- Placas Reales (P_R) : 89.
- Certeza (C) : 73 %.
- Eficiencia (E) : 79 %.
- Tiempo Análisis (T_A) : 21.56 seg.



Figura 21: Muestras de resultados obtenidos

Como se puede apreciar en la imagen de los resultados obtenidos no todas las placas aspirantes realmente son placas a pesar del hecho de haber pasado las pruebas que las acreditaban como tales.

El algoritmo utilizado tuvo menor Certeza que otros metodos utilizados antes en la literatura, los principales problemas del algoritmo son la binarización inicial a casusa de los cambios de luz, los vehículos de color claro, los brillos cercanos a las placas. Otro problema presentado fue cierto un marco negro en algunas placas vehiculares el cual al cambiar las proporciones de lo detectado como placa vehicular disminuyó en gran medida las veces que fue detectado como placa vehicular.

Aún que hay otros métodos que han probado mayor eficiencia al encontrar placas vehiculares, los resultados obtenidos en este proyecto muestra que es posible utilizar Caminatas Aleatorias Repulsivas para la exploración de patrones en imágenes.

7. Conclusiones

El presente trabajo propone un método para la detección de placas vehiculares en una imagen la cual es una parte importante de los Sistemas ANPR el cual es un sistema ampliamente usado para la identificación de vehículos robados, acceso a lugares restringidos entre otros.

El método utilizado fue utilizado con éxito para la exploración de imágenes, aun que el grado de éxito de la propuesta fue menor que el de otros métodos ya probados para la detección del área de la placa vehicular. Existen varias opciones para modificar el algoritmo propuesto que podrían modificar su rendimiento y que aún no han sido estudiadas.

El sistema presentado utilizo Caminatas Aleatorias con distribución uniforme, pero es posible equiparla con otras distribuciones de probabilidad, ya sea una distribución normal si se desea que la caminata aleatoria tenga tendencias a ciertas direcciones o incluso con un vuelo de Lévy cambiando la manera en que se mueven las partículas.

También el sistema puede ser modificado para que la distancia entre las partículas sea a traves de nociones diferentes a la distancia euclidiana, tales como la distancia Manhattan lo que afectaría la elección de los elementos cercanos, así como probar diferentes tipos de muestreo de las partículas como el presentado, ya sea tomar un número determinado de partículas al azar, tomar siempre a un grupo finito de partículas que serán las únicas a considerar o incluso no tomar en cuenta a las demás partículas si todas se encuentran a cierta distancia.

Otro aspecto a considerar es el aspecto de cooperación en la Caminata Aleatoria Repulsiva, en este proyecto el valor usado fue de $\theta = 0.8$ pero otros valores cambiarían el desempeño de la exploración o incluso la posibilidad de que la interacción de cada partícula sea independiente y cambiará durante la búsqueda utilizando valores altos de θ si no se han detectado obstáculos e incrementarla una vez que se empiecen a encontrar orillas.

El sistema propuesto está diseñado para detectar a la mayoría de las placas Mexicanas, pero con unas ligeras modificaciones puede ser adaptado a detectar placas de otros lugares.

Por último la Caminata Aleatoria Repulsiva podría ser utilizada para el estudio de algún otro tipo de objeto y por consiguiente resaltar características distintas de objetos en R^n .

Índice de figuras

| | | |
|-----|--|----|
| 1. | Proceso general de un sistema ANPR | 16 |
| 2. | Adquisición de Imagen | 18 |
| 3. | Ejemplos de procesamiento de imagenes | 19 |
| 4. | Segmentación de imagen | 21 |
| 5. | Reconocimiento de caracteres | 21 |
| 6. | Estimación Horizontal y Vertical | 25 |
| 7. | Detección de Orillas | 27 |
| 8. | Proyección Vertical de la imagen en el eje y | 28 |
| 9. | Área detectada con el análisis de componentes conectados | 30 |
| 10. | Caminata Aleatoria | 35 |
| 11. | Caminatas Aleatorias sin interacción | 38 |
| 12. | Caminatas Repulsivas con frontera | 39 |
| 13. | Caminatas Aleatorias Repulsiva con frontera | 40 |
| 14. | Comparación de Caminatas en R^2 | 41 |
| 15. | Esquema de localización de Placas Vehiculares | 42 |
| 16. | Filtros Aplicados a la imagen | 46 |
| 17. | Búsqueda de candidatos y limpiado de imagen | 48 |
| 18. | Rectángulo discreto generado | 50 |
| 19. | Imágenes de calibración | 54 |
| 20. | Imágenes de prueba | 57 |
| 21. | Muestras de resultados obtenidos | 59 |

Referencias

- [1] Beni, G., Wang, J. *Swarm Intelligence in Cellular Robotic Systems*, Proceed. NATO Advanced Workshop on Robots and Biological Systems, Tuscany, Italy, June (1989)
- [2] N. Vázquez, M. Nakano & H. Pérez-Meana. *Automatic system for localization and recognition of vehicle plate numbers*, Journal of Applied Research and Technology, March (2002)
- [3] S.Kranthi, K.Pranathi, A.Srisaila. *Automatic Number Plate Recognition*, International Journal of Advancements in Technology, July (2011)
- [4] Ondrej Martinsky. *Algorithmic and Mathematical Principles of Automatic Number Plate Recognition Systems*, (2007)
- [5] Phalgun Pandya, Mandeep Singh. *Morphology Based Approach To Recognize Number Plates in India*, (2011)
- [6] Sorin Draghici. *A neural network based artificial vision system for licence plate recognition*, (1997)
- [7] Halina Kwaśnicka, Bartosz Wawrzyniak. *License plate localization and recognition in camera pictures*, November (2002)
- [8] J.R. Parker, Pavol Federl. *An Approach To Licence Plate Recognition*, (1996)
- [9] Anuja P. Nagare. *License Plate Character Recognition System Using Neural Network*, (2011)
- [10] Nadir Charniya. *Automated Car License Plate Localization using Wavelet Analysis* March 2012
- [11] Kechuul Jung. *Neural network-based text location in color images*, March 2001

- [12] Salvador Elías Venegas Andraca. *Caminatas cuánticas: definiciones y algoritmos*, Jun 2008
- [13] Secretaría de Comunicaciones y Transportes. *Norma oficial mexicana NOM-001-SCT-2-2000*
- [14] Eric. Bonabeau, Marco Dorigo, and Guy Theraulaz. *Swarm intelligence: from natural to artificial systems.*, 1999
- [15] Ashby, W. R. *Principles of the self-organizing dynamic system. Journal of General Psychology*, 1947
- [16] Ashby, W. R. *Principles of the self-organizing system. In: Principles of Self-Organization*, 1962
- [17] Von Foerster, H. *On self-organizing systems and their environments. Self-organizing systems* , 1960
- [18] John E. Freud. *Estadística matemática con aplicaciones 6ta Ed.*, 2000
- [19] Luis Rincón. *Introducción a los Procesos Estocásticos*, Enero 2011
- [20] Suyash Agrawal. *A Fully Automatic Approach to Detect Brain Cancer Using Random Walk Algorithm*, February 2012
- [21] Leo Grady. *Random Walks for Image Segmentation*, November 2006
- [22] Jeff Henrikson. *Completeness and Total Boundedness of the Hausdorff Metric*
- [23] Grupo de Investigación EDMANS *Técnicas y algoritmos básicos de visión artificial*, 2006